

PATENT ABSTRACTS OF JAPAN

(11)Publication number : 07-029087

(43)Date of publication of application : 31.01.1995

(51)Int.Cl.

G08G 1/00
G06F 17/00

(21)Application number : 05-173454

(71)Applicant : MITSUBISHI ELECTRIC CORP

(22)Date of filing : 13.07.1993

(72)Inventor : IWATA MASAFUMI

HIKITA SHIRO

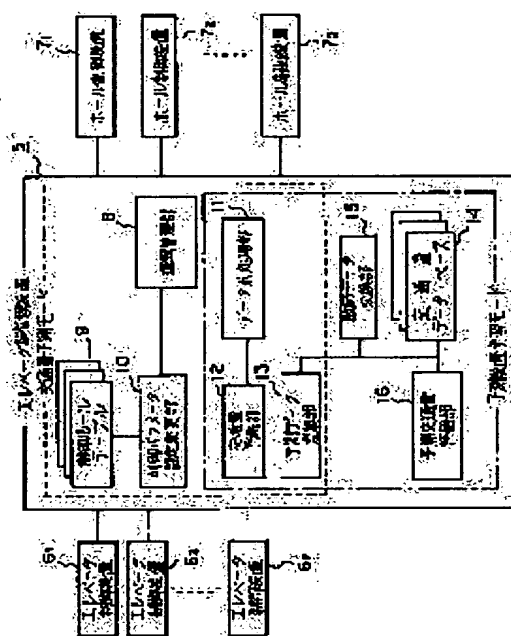
KOMATANI KIYOTOSHI

(54) DEVICE FOR PREDICTING TRAFFIC QUANTITY

(57)Abstract:

PURPOSE: To obtain a traffic quantity predicting device capable of predicting traffic quantity with high precision even when the trend of traffic quantity changes.

CONSTITUTION: A traffic quantity predicting part 12 which predicts future traffic quantity from pre-processed data based on a difference equation indicating the time sequence relation of traffic quantity is provided. The traffic quantity predicting part 12 is formed by a neural network and also the device is provided with a teacher data converting part 15 which converts teacher data taken out from a traffic quantity data base 14 into the data form of the output of the traffic quantity predicting part 12 so as to generate a teacher signal and a prediction traffic quantity evaluating part 16 which transmits an evaluation value based on the comparison of the teacher signal with a prediction output predicted from input data which the traffic quantity predicting part 12 takes out from the traffic quantity data base 14 to the traffic quantity predicting part 12 as data for learning.



LEGAL STATUS

[Date of request for examination]

[Date of sending the examiner's decision of rejection]

[Kind of final disposal of application other than the examiner's decision of rejection or application converted registration]

[Date of final disposal for application]

BEST AVAILABLE COPY

[Date of extinction of right]

Copyright (C); 1998,2003 Japan Patent Office

[illegible]

(19) 日本国特許庁 (J P)

(12) 公開特許公報 (A)

(11) 特許出願公開番号

特開平7-29087

(43) 公開日 平成7年(1995)1月31日

(51) Int.Cl.⁶

識別記号

庁内整理番号

F I

技術表示箇所

G 0 8 G 1/00

C 7531-3H

G 0 6 F 17/00

8724-5L

G 0 6 F 15/20

F

審査請求 未請求 請求項の数 2 O L (全 11 頁)

(21) 出願番号 特願平5-173454

(22) 出願日 平成5年(1993)7月13日

(71) 出願人 000006013

三菱電機株式会社

東京都千代田区丸の内二丁目2番3号

(72) 発明者 岩田 雅史

尼崎市塚口本町8丁目1番1号 三菱電機株式会社産業システム研究所内

(72) 発明者 匹田 志朗

尼崎市塚口本町8丁目1番1号 三菱電機株式会社産業システム研究所内

(72) 発明者 駒谷 喜代俊

尼崎市塚口本町8丁目1番1号 三菱電機株式会社産業システム研究所内

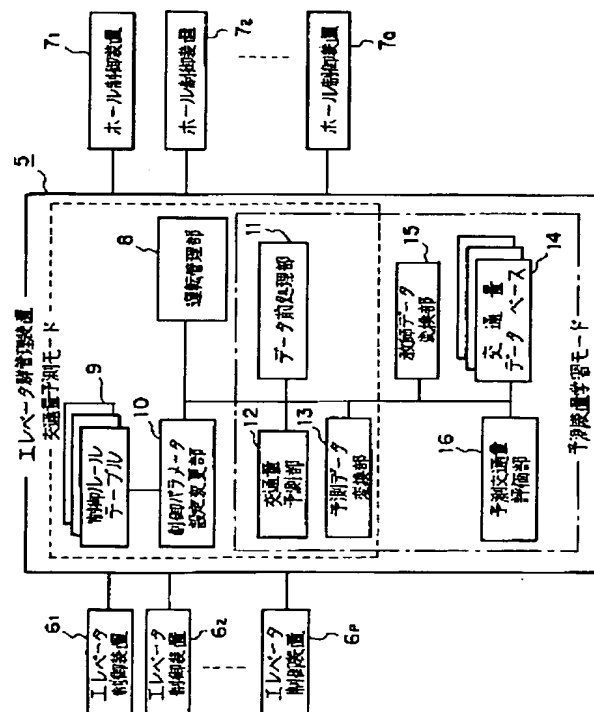
(74) 代理人 弁理士 田澤 博昭 (外1名)

(54) 【発明の名称】 交通量予測装置

(57) 【要約】

【目的】 交通量の傾向が変化しても、高精度で交通量の予測が可能な交通量予測装置を得る。

【構成】 交通量の時系列の関係を示す差分方程式に基づいて、前処理がなされたデータより未来の交通量を予測する交通量予測部を備え、また、その交通量予測部をニューラルネットワークで形成するとともに、交通量データベースから引き出した教師データを交通量予測部の出力のデータ形式に変換して教師信号を生成する教師データ変換部と、その教師信号と交通量予測部が交通量データベースから引き出した入力データより予測した予測出力との比較に基づく評価値を、学習のためのデータとして交通量予測部に送る予測交通量評価部を設けた。



【特許請求の範囲】

【請求項 1】 交通量実データを離散化し、平滑、遅延等の前処理を実行するデータ前処理部と、前記データ前処理部にて前処理されたデータより、交通量の時系列の関係を示す差分方程式を用いて交通量の予測を行う交通量予測部とを備えた交通量予測装置。

【請求項 2】 前記交通量予測部をニューラルネットワークで形成し、前記交通量データを蓄えている交通量データベースと、前記交通量データベースから取り出した教師データを前記交通量予測部の出力のデータ形式に変換して教師信号を生成する教師データ変換部と、前記交通量予測部が前記交通量データベースから取り出した入力データに基づいて予測した予測出力と前記教師データ変換部からの教師信号とを比較し、得られた評価値を学習のためのデータとして前記交通量予測部に送る予測交通量評価部とを設けたことを特徴とする請求項 1 に記載の交通量予測装置。

【発明の詳細な説明】

【0001】

【産業上の利用分野】 この発明は、エレベータや道路交通、鉄道などの交通手段の効率的な制御を実現する交通手段制御装置に用いられて交通量の予測を行う交通量予測装置に関するものである。

【0002】

【従来の技術】 図 9 は例えば昭和 57 年 8 月 19 ~ 21 日に北海道で開催された、第 8 回システムシンポジウムの発表論文「交通パターン学習機能をもつエレベータ群管理方式」（予稿集第 255 ~ 230 頁）に示された、従来の交通量予測装置を示す説明図である。図において、1 は各時刻における交通量データを蓄えた交通量データベースであり、2 はその交通量データを学習して求めた各時刻毎の平均交通量を蓄えた平均交通量データベースである。3 はこの平均交通量データベース 2 を用いて時刻 t における予測交通量 $x(t)$ を求め、交通量の予測を行う交通量予測部であり、4 は当該交通量予測部 3 における交通量の予測概念を図示したものである。

【0003】 次に動作について説明する。ここでは、図 9 に示した交通量予測装置によるエレベータの交通量予測を例にとって説明する。従来より 1 つのビルにおいて複数台のエレベータが設置されている場合により効率のよいサービスを行うため、複数台のエレベータを統括して制御するエレベータ群管理制御方式が採用されている。このエレベータ群管理制御方式は、乗降客数などのエレベータの交通量、ホールやかごにおける呼びの数などのエレベータシステムの状態を監視し、エレベータシステム全体として最も効率がよくなるようにエレベータの配車を行うシステムである。このエレベータ群管理制御では、現時点におけるシステムの状態のみならず、未来の状態をも知ることができればより精度の高い群管理制御が可能となる。そのため、図 9 に示した交通量予測

装置による交通量の予測が行われている。

【0004】 即ち、図 9 に示した交通量予測装置において、交通量の予測は各時刻 t における平均交通量を求めることによって行われていた。つまり、図 10 (a) に示すように、交通量実データの学習によって、あらかじめ各時刻 t における平均交通量を数日間の交通量データから求め、それを平均交通量データベース 2 に蓄えておく。予測時には、交通量予測部 3 にて予測したい時刻 t に対応する平均交通量を平均交通量データベース 2 より引き出すことによって、任意の未来の時刻における予測交通量 $x(t)$ のデータを求めるものである。なお、このような考え方は、図 9 に予測概念 4 として示されるように、時刻 t と交通量 $x(t)$ の間の写像関係を求めていると解することができる。

【0005】 このように、上記交通量予測装置では交通量の変化の連続性や時間相関についてはあまり重要視されてはおらず、それゆえ、時刻そのものと交通量とを単純に関連付けて、時刻から予測交通量へのマッピングを行うことにより任意の時刻における予測交通量が求められていた。従って、予測は時刻のみに依存することとなり、図 10 (b) に示すように、交通量の傾向が時間的にずれるなど、前日までとは異なった傾向を示す場合でも、平均交通量データベース 2 に基づく交通量の予測結果は前日と全く同じものが出力されるというものであった。

【0006】 また、この外にも、エレベータの交通需要の特徴検出を交通流の特徴ベクトルの開始時刻の予測によって行うものなどが、例えば特開昭 59 - 22870 号公報等に示されている。しかしながら、それらにおいても前述の場合と同様、特徴ベクトルとその変化時刻の間の関係を求めるものであることに変わりはない。

【0007】

【発明が解決しようとする課題】 従来の交通量予測装置は以上のように構成されているので、交通量の傾向が変わった場合においても前日と同一の予測結果が出力され、そのため、乗降客数が増えたり、交通量の変化の傾向に時間的なずれが生じた場合などには、精度の高い交通量の予測を行うことができなくなるという問題点があった。

【0008】 この発明は上記のような問題点を解消するためになされたもので、交通量の傾向が前日までとは異なるものとなっても、高い精度で交通量の予測を行うことが可能な交通量予測装置を得ることを目的とする。

【0009】

【課題を解決するための手段】 請求項 1 に記載の発明に係る交通量予測装置は、未来の交通量を、データ前処理部によって離散化され、平滑、遅延等の前処理がなされたデータより、交通量の時系列の関係を示す差分方程式に基づいて予測する交通量予測部を備えたものである。

【0010】 また、請求項 2 に記載の発明に係る交通量

予測装置は、ニューラルネットワークによって交通量予測部を形成するとともに、交通量データベースから取り出した教師データを交通量予測部の出力のデータ形式に変換して教師信号を生成する教師データ変換部、およびその教師信号と交通量予測部が交通量データベースから取り出した入力データに基づいて予測した予測出力とを比較して、得られた評価値を学習のためのデータとして交通量予測部に送出する予測交通量評価部を設けたものである。

【0011】

【作用】請求項1に記載の発明における交通量予測部は、交通量の変化に時間相関があるものと考え、交通量の時系列の関係を示す差分方程式に基づいて、データ前処理部にて離散化され、平滑、遅延等の前処理がなされたデータより未来の交通量を予測することにより、交通量の傾向が前日までとは異なるものとなっても、高い精度で交通量の予測を行うことが可能な交通量予測装置を実現する。

【0012】また、請求項2に記載の発明における予測交通量評価部は、教師データ変換部が、交通量データベースから取り出した教師データを交通量予測部の出力のデータ形式に変換して生成した教師信号と、交通量予測部が交通量データベースから取り出した入力データに基づいて予測した予測出力とを比較して、得られた評価値を交通量予測部に送って当該交通量予測部のニューラルネットワークに学習させることにより、交通量予測部の機能を過去の蓄積データから自動的に獲得することを可能とする。

【0013】

【実施例】

実施例1. 以下、この発明の実施例1を図について説明する。図1はエレベータの群管理制御に適用した場合のこの発明による交通量予測装置の一実施例を示すブロック図である。図において、5はこの発明による交通量予測装置が適用されてビル内のエレベータ全体の運転を群管理制御するエレベータ群管理装置である。6₁～6_pはこのエレベータ群管理装置5に接続されて単体のエレベータを制御し、センサおよび操作盤の状態を検出するとともに、操作盤の表示を行うエレベータ制御装置であ*

$$x(n+1) = f(x(n), x(n-1), \dots, x(n-N))$$

【0017】ここで、上記(1)式におけるnはサンプリング時刻を示すインデックス、Nは交通利用の変化に関する時間遅れの次数である。なお、サンプリング周期をTとした場合、時刻tは次の(2)式で与えられる。

$$t = nT \quad \dots \quad (2)$$

【0019】このような考えに基づけば、(1)式が得

まり、7₁～7_oは同じくエレベータ群管理装置6に接続されて、ホールからの呼びボタンの状態検知、エレベータの状態表示など、ホールに関する入出力を制御するホール制御装置である。なお、これらは複数のコンピュータやセンサなどから構成されている。

【0014】また、エレベータ群管理装置5内において、8は制御パラメータに従って前記エレベータ制御装置6₁～6_pおよびホール制御装置7₁～7_oの制御を行うとともに、交通量実データを取り込む運転管理部である。9は複数の制御パラメータにて構成された制御ルールがあらかじめチューニングされて格納されている制御ルールテーブルであり、10は予測交通量データに従って、この制御ルールテーブル9に格納されている制御ルールを検索し、運転管理部8の制御パラメータを変更する制御パラメータ設定変更部である。11は運転管理部8から受けた交通量実データを離散化し、平滑、遅延等の前処理を実行するデータ前処理部であり、12はこのデータ前処理部11にて前処理されたデータより予測出力を求める交通量予測部、13はこの交通量予測部12で求めた予測出力を予測交通量データに変換する予測データ変換部である。14は運転管理部8から得られるデータを蓄えている交通量データベースであり、15はこの交通量データベース14から取り出した教師データを交通量予測部12の出力のデータ形式に変換して教師信号を生成する教師データ変換部である。16は交通量予測部12が交通量データベース14から取り出した入力データに基づいて予測した予測出力と教師データ変換部15からの教師信号とを比較し、得られた評価値を学習のためのデータとして交通量予測部12に送る予測交通量評価部である。

【0015】次に動作について説明する。まず、この実施例1の具体的な動作の説明に先立って、この発明における交通量予測の基本概念について説明しておく。なお、この発明では、交通量のデータが時間的にある程度の相関があることに注目し、離散化された交通量x(n)は、次の(1)式で与えられる差分方程式の関係で示されるものとする。

【0016】

【数1】

$$\dots \quad (1)$$

られた場合、入力をx(n), ..., x(n-N)とすれば出力としてx(n+1)が得られるので、交通量x(n)の予測を行うことが可能となる。さらに、このような予測を行った場合、前日と交通量の変化の様子が変わっても、(1)式の関係が成立する限りでは予測が可能であり、それがこの発明における大きな利点となる。

【0020】ここで、上記(1)式は差分方程式であるが、これは一種の非線形代数式である。しかしながら、一般にこの(1)式を決定することは難しい。ところで、多層型ニューラルネットワークには、入出力のデータを与えてやれば、学習によって入出力間の非線形写像を獲得する能力があることは広く知られている。今、この(1)式において入力および出力は簡単に得られるので、(1)式を図2に示されているようにニューラルネットワークで表現することは可能である。よって、ニューラルネットワークを用いて(1)式を学習により獲得し、それを予測装置とすれば、図3に示すように、時刻とは無関係に、その日のそれまでの交通量の変化の傾向を考慮した形で未来の交通量を予測することが可能となる。

【0021】次に、図1に示した実施例の具体的な動作について説明する。ここで、この交通量予測装置の働きは、予測装置学習モードと交通量予測モードの2つに分けて考えられる。予測装置学習モードは深夜などエレベータがサービスを行っていない時に実行される。一方、交通量予測モードはエレベータがサービスを行っている時に定期的もしくは不定期的に実行される。

【0022】以下では、まず交通量予測モードの手順について説明する。この交通量予測モードは予測装置学習モードによって交通量予測装置の学習が充分に行われた後に可能となる。交通量予測モードは図1において破線で囲んだ運転管理部8から予測データ変換部13までの各部によって実行される。ここで、この交通量予測モードにおけるデータの流れを図4に、また交通量予測モードの処理手順のフローチャートを図5に示す。なお、以下の説明は、図4を参照しつつ図5のフローチャートを説明したものである。

【0023】交通量データは乱数的な揺らぎが多いため、ローパスフィルタなどにより高周波成分を除いて考える必要がある。そこで、まず運転管理部8からの交通量実データをデータ前処理部11に入力する(ステップST1)。データ前処理部11はその交通量実データを離散化し、ローパスフィルタ等による平滑化、遅延等の処理を行って、交通量予測部12へ入力可能なデータ形式に変換する(ステップST2)。なお、この変換済みのデータ $x(n)$ としては、例えば各階床で5分間に上り行きエレベータに乗車した人数や降車した人数などが考えられる。

【0024】そして、時刻 t ($t=nT$)において、こ*

$$U_n = \{ \text{Input}_n, \text{Teach}_n \} \quad (n=1, 2, \dots) \quad \dots \quad (3)$$

$$\text{Input}_n = \{ x(n-1), \dots, x(n-N-1) \}$$

$$\text{Teach}_n = R(n)$$

【0029】まず、あらかじめ運転管理部8から得られ

*のデータ前処理部11からの変換済みデータ $x(n)$, ..., $x(n-N)$ が交通量予測部12に入力され、予測出力 $G(n+1)$ の演算が行われる(ステップST3)。この交通量予測部12にて算出された予測出力 $G(n+1)$ は予測データ変換部13に入力されて、予測交通量データ $x(n+1)$ に変換される(ステップST4)。ここで、このように交通量予測部12からの予測出力を予測データ変換部13で予測交通量データに変換するのは以下の理由による。即ち、交通量予測部12が出力層にニューロンの活性化関数がシグモイド関数であるようなニューラルネットワークによって構成されている場合、その出力は(1, 0)のダイナミックレンジを持つ。そこで、ニューラルネットワークの(1, 0)に正規化された予測出力を、予測交通量データ $x(n+1)$ に変換する必要がある。

【0025】制御パラメータ設定変更部10はこの予測データ変換部13の変換した予測交通量データに従って、制御ルールテーブル9に格納されている制御ルールの検索を行う(ステップST5)。ここで、この制御ルールは複数の制御パラメータから構成されており、あらかじめ最適にチューニングされている。制御パラメータ設定変更部10は制御ルールテーブル9の検索結果に従って、運転管理部8の制御パラメータを変更する(ステップST6)。以上で交通量予測モードの処理を終了し、エレベータの制御を再開する。

【0026】次に予測装置学習モードの手順について説明する。この予測装置学習モードは交通量予測モードに先立って充分に行っておく必要があり、図1において一点鎖線で囲んだデータ前処理部11から予測交通量評価部16までの各部によって実行される。ここで、この予測装置学習モードにおけるデータの流れを図6に、また予測装置学習モードの処理手順のフローチャートを図7に示す。なお、以下の説明は、図6を参照しつつ図7のフローチャートを説明したものである。

【0027】ここで、隔週に必要なデータについてまず説明する。学習データは入力データとそれに対応する望ましい出力である教師信号とからなる。この実施例においては、学習データは、入力データ $x(n-1)$, ..., $x(n-N-1)$ と、それに対応する出力、つまり教師信号 $R(n)$ である。そこで、この学習データ U_n は次に示す(3)式の形で与えられる

【0028】

【数2】

る交通量データを蓄えている交通量データベース14か

ら任意の交通量データを選択し、それを学習を行うためのデータとして用いる（ステップST11）。ここで、交通量データベース14は過去の交通量実データをモニタし、それを蓄積することによって得られる。なお、この交通量データベース14に蓄えられているデータは、あらかじめデータ前処理部11にて離散化、平滑化、遅延等の前処理が行われたデータであっても、未処理のデータであってもよく、データが未処理である場合には、予測装置学習モード実行時にデータ前処理部11において前記前処理を行えばよい。以下の説明では、交通量データベース14には処理済みの交通量データが蓄えられているものとする。

【0030】その後、交通量データベース14より取り出された処理済みの交通量データ $x(n-1)$ 、 \dots 、 $x(n-N-1)$ は、入力データとして交通量予測部12に入力され、交通量予測部12はその入力データより予測出力 $G(n)$ を演算する（ステップST12）。一方、交通量データベース14より取り出された交通量データ $x(n)$ は教師データとして教師データ変換部15*

$$F(n) = R(n) - G(n)$$

【0033】1つの入力データに対する学習が終わると、全ての入力データについての学習が完了したか否かを判定し（ステップST16）、完了していなければステップST11に戻って交通量データベース14から別の入力データ、教師データを引き出し、前述と同様の学習処理を繰り返す。また、交通量データベース14上の全データについての学習が完了すると、当該学習処理を終了するか否かを判断する（ステップST17）。これはステップST14における評価があらかじめ定められた基準に達したか否かによって判断されるもので、評価が基準に達するまでステップST11からステップST16までの処理が繰り返される。充分な学習が行われた後は、交通量予測部12は（1）式の写像関係を表すようになる。

【0034】次に、制御ルールおよび制御パラメータについて、具体例を用いて簡単に説明しておく。前述したように、制御ルールは複数の制御パラメータからなり、それらはあらかじめシミュレーションなどにより、個々の交通量に対して最適な値にチューニングされている。この制御パラメータには、出勤時間帯に用いるものを例に取り上げれば、ロビー階への配車台数、戸開待機台数、ロビー階へのパーマナントコールなどがある。以下これらの制御パラメータについて説明する。

【0035】ビル内交通において、出勤時間帯はロビーのある階からその他の階への移動が著しく増加する。そのため、他の時間帯とは違った配車方法が必要となる。上記3つの制御パラメータは、この出勤時間帯に特有の配車をつかさどる制御パラメータである。通常の配車では、1つの階の呼びに対しては1台のエレベータを割り当てているが、出勤時間帯においてはロビー階への配車

*に入力され、交通量予測部12より出力されるデータ形式に変換されて、先の入力データに対する望ましい出力データである教師信号 $R(n)$ が生成される（ステップST13）。なお、このステップST13における変換は、図4のステップST4における変換の逆変換である。

【0031】前記交通量予測部12からの予測出力 $G(n)$ と教師データ変換部15からの教師信号 $R(n)$ は予測交通量評価部16に入力されて比較・評価される（ステップST14）。次いで、この予測交通量評価部16による評価の結果に基づく交通量予測部12の学習が行われる（ステップST15）。ここで、交通量予測部12として、例えば多層型ニューラルネットワークを選択した場合には、ステップST15による学習は、バックプロパゲーションアルゴリズムを用いて行うことができる。この場合、予測交通量の評価値 $E(n)$ は、次の（4）式に示すような予測出力 $G(n)$ と教師信号 $R(n)$ の誤差として与えられる。

$$\dots\dots\dots (4)$$

台数を複数台とすることにより、大量のロビー階での待ち客に対するサービスを向上させる。また戸開待機台数はロビー階で扉を開いたままで待機しているエレベータの台数である。これもロビー階への配車台数と同様の効果がある。さらに、パーマナントコールはロビー階で呼びボタンが押されていない場合にも、常にロビー階から呼びが発生しているとみなすものである。以上の各制御パラメータはロビー階に対するサービスを向上させる一方で、他の階のサービスを低下させる恐れがある。そのため、交通量予測部12で交通量を予測し、その予測結果に基づいて制御パラメータ設定変更部10にて適時に制御パラメータの切換を行うことで、ビル全体としてのサービスの向上をはかっている。

【0036】実施例2。なお、上記実施例1ではこの発明による交通量予測装置をエレベータの群管理制御に適用した場合について説明したが、例えば、道路交通における交差点の信号制御などに適用することも可能である。その場合、図8に示すように、各交差点1～3の各出入口を地点1～12と定義し、そのときの交通量として各地点1～12への流入車両台数と流出車両台数を考える。また、制御パラメータとしては信号機のサイクル（青→黄→赤と一巡する時間）や、スプリット（青が点滅している割合）、オフセット（一連の交差点1～3間における信号の変化のタイミングのずれ）などを考える。この場合、各地点1～12の流入車両台数と流出車両台数とは計測可能であるため、それらの予測にこの発明の交通量予測装置を適用することが可能である。また、その予測結果に従って制御パラメータを変更することにより、より効率的な信号制御が可能となる。

【0037】実施例3。また、この発明はさらに鉄道制

御にも適用可能である。この鉄道制御においては、交通量としては各駅での入場者数と出場者数を考え、制御パラメータとしては停車時間、および走行時間の調整を考える。鉄道において、停車時間は通常ダイヤによって決められているが、朝夕のラッシュ時においては列車群の運行を円滑化するために、停車時間ならびに走行時間の調整を行っている。今、入場者数と出場者数を計測すれば、それらの予測にこの発明の交通量予測装置を適用することが可能である。また、その予測結果に従って、制御パラメータである停車時間や運行時間を変更することにより、列車群の走行の円滑化に著しい効果を奏する。

【0038】

【発明の効果】以上のように、請求項1に記載の発明によれば、交通量の変化に時間相関があるものと考え、前処理されたデータより交通量の時系列の関係を示す差分方程式を用いて未来の交通量を予測するように構成したので、交通量の傾向が変化した場合にも精度の高い交通量の予測を行うことが可能となり、交通量予測装置のロバスト (robust) 性を向上させることができる効果がある。

【0039】また、請求項2に記載の発明によれば、交通量予測部をニューラルネットワークで形成し、教師信号と交通量予測部の予測出力との比較に基づく評価値でそのニューラルネットワークを学習させるように構成したので、交通量予測部の機能を過去の蓄積データから自動的に獲得することが可能となり、交通量予測装置の実

現が容易となる効果がある。

【図面の簡単な説明】

【図1】この発明の実施例1による交通量予測装置を示すブロック図である。

【図2】この発明における交通量予測の概念を示す説明図である。

【図3】上記交通量予測の特徴を示す特性図である。

【図4】上記実施例における交通量予測モードのデータの流れを示す説明図である。

10 【図5】上記交通量予測モードの処理手順を示すフローチャートである。

【図6】上記実施例における予測装置学習モードのデータの流れを示す説明図である。

【図7】上記予測装置学習モードの処理手順を示すフローチャートである。

【図8】この発明の実施例2が適用される道路交通をモデル的に示す説明図である。

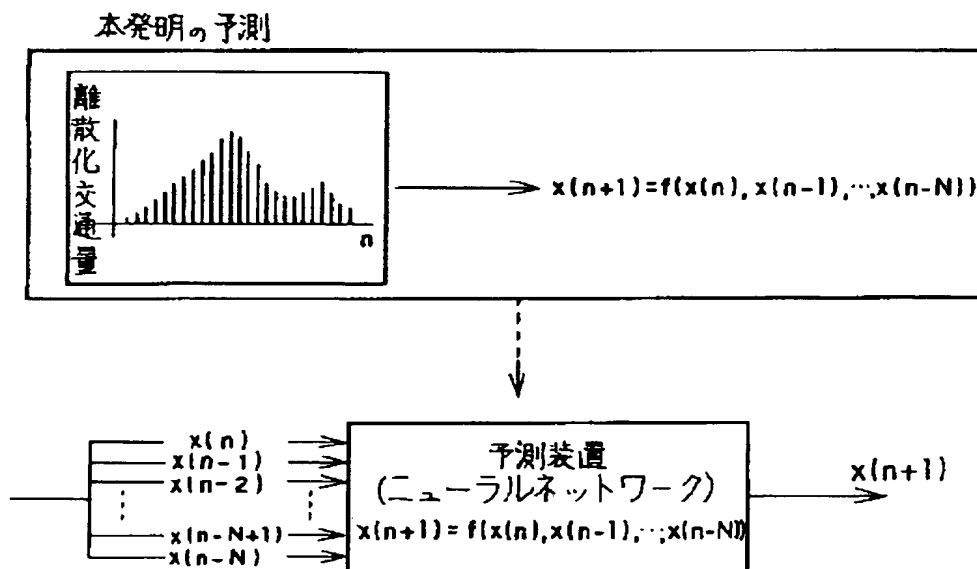
【図9】従来の交通量予測装置を示す説明図である。

20 【図10】従来の交通量予測の特徴を示す特性図である。

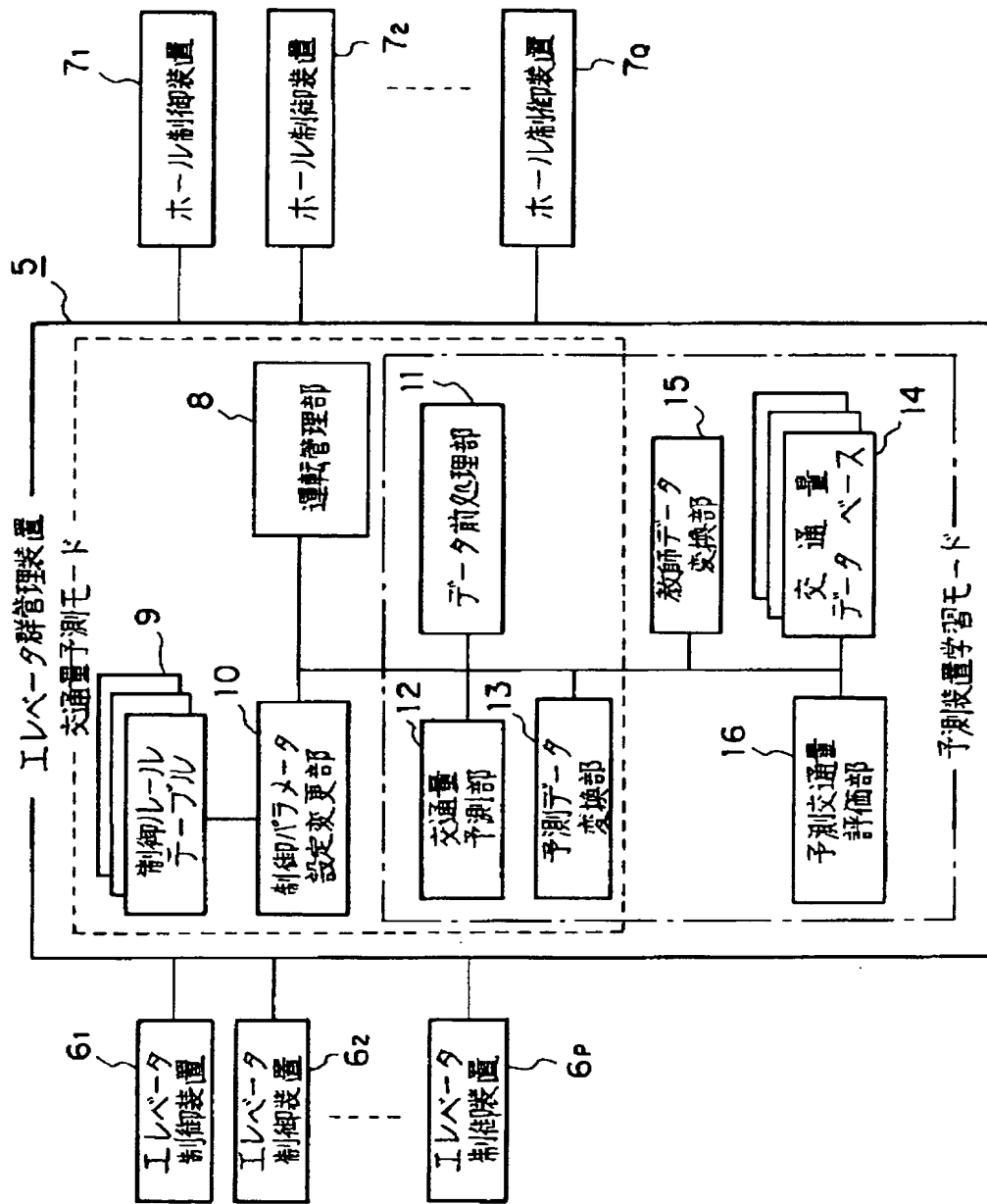
【符号の説明】

- 11 データ前処理部
- 12 交通量予測部
- 14 交通量データベース
- 15 教師データ変換部
- 16 予測交通量評価部

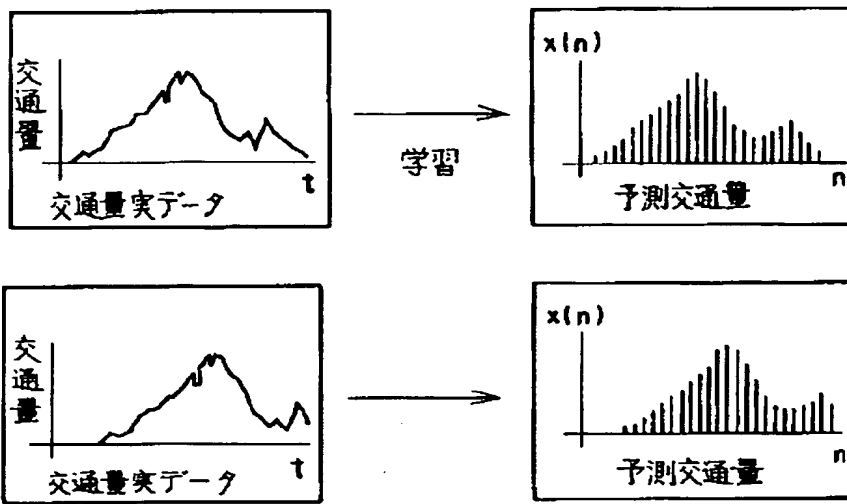
【図2】



【図 1】

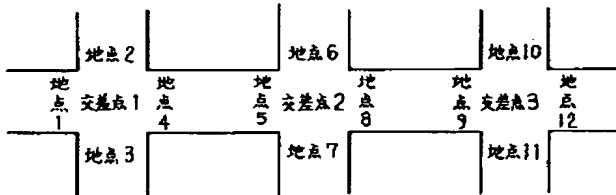


【図 3】

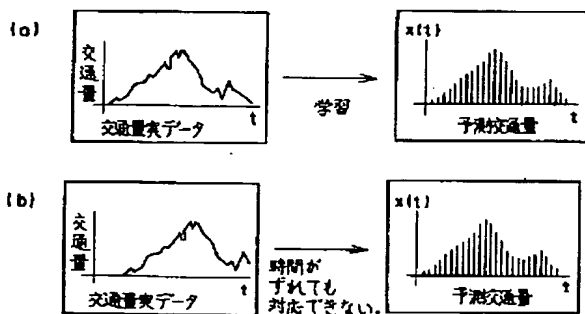


学習した(1)式の関係をもつ交通量なら予測可能。

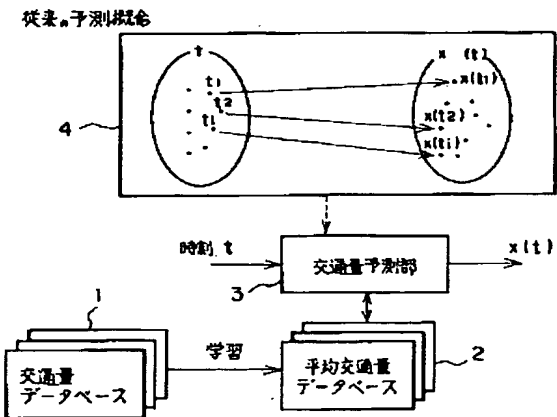
【図 8】



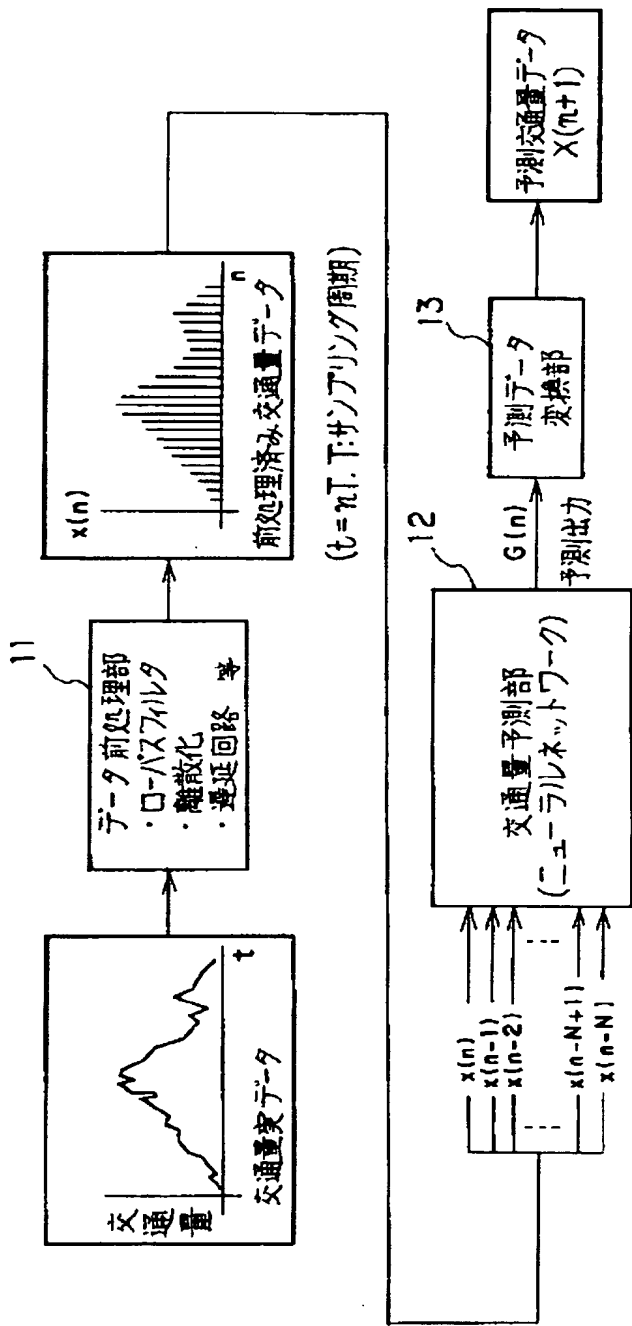
【図 10】



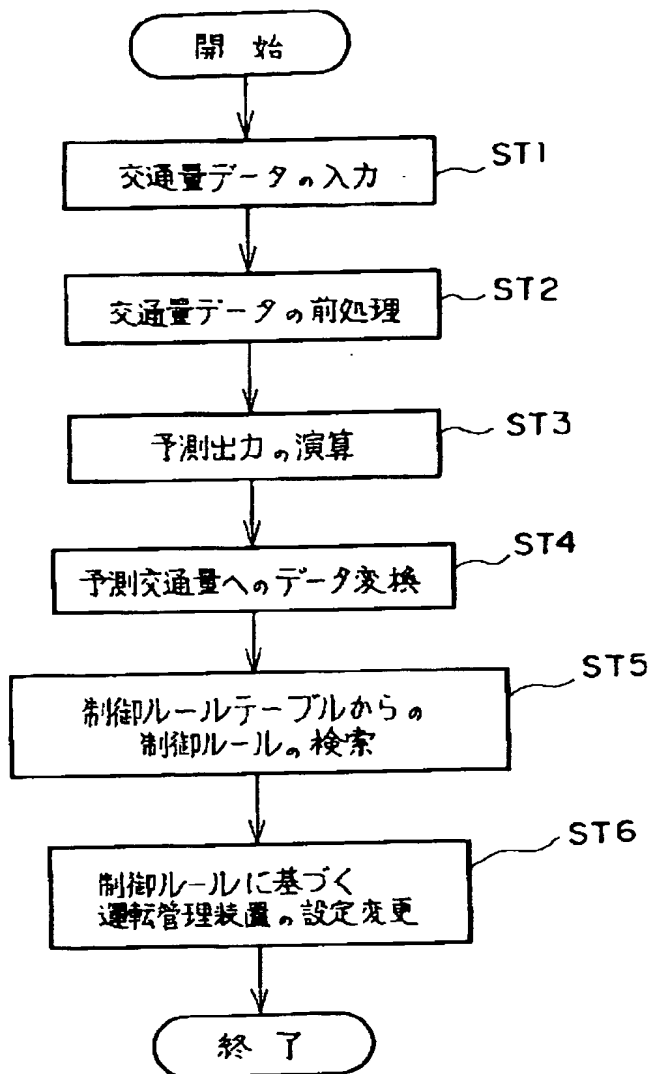
【図 9】



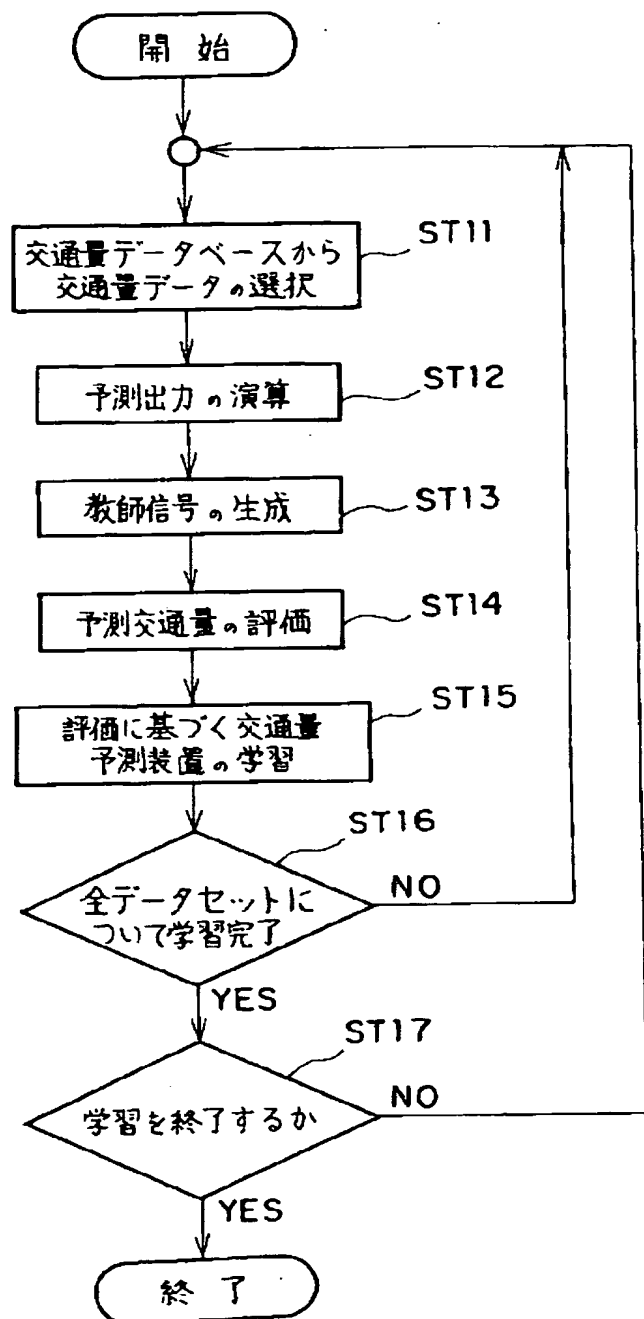
【図 4】



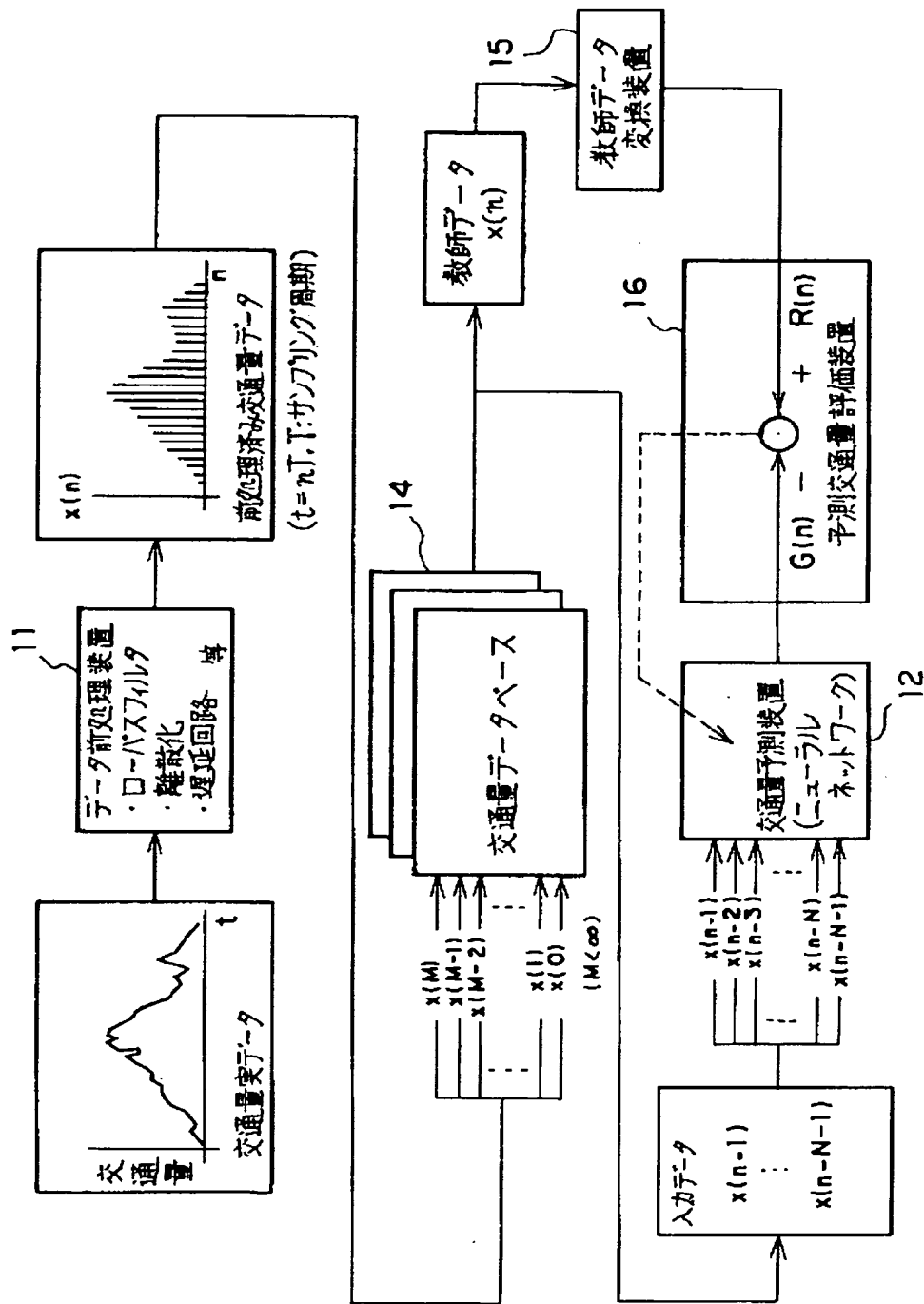
【図 5】



【図 7】



【図6】



**This Page is Inserted by IFW Indexing and Scanning
Operations and is not part of the Official Record**

BEST AVAILABLE IMAGES

Defective images within this document are accurate representations of the original documents submitted by the applicant.

Defects in the images include but are not limited to the items checked:

- ☐ BLACK BORDERS
- ☐ IMAGE CUT OFF AT TOP, BOTTOM OR SIDES
- ☒ FADED TEXT OR DRAWING
- ☒ BLURRED OR ILLEGIBLE TEXT OR DRAWING
- ☐ SKEWED/SLANTED IMAGES
- ☐ COLOR OR BLACK AND WHITE PHOTOGRAPHS
- ☐ GRAY SCALE DOCUMENTS
- ☐ LINES OR MARKS ON ORIGINAL DOCUMENT
- ☐ REFERENCE(S) OR EXHIBIT(S) SUBMITTED ARE POOR QUALITY
- ☐ OTHER: _____

IMAGES ARE BEST AVAILABLE COPY.

As rescanning these documents will not correct the image problems checked, please do not report these problems to the IFW Image Problem Mailbox.